Overfitting

Ki Hyun Kim

nlp.with.deep.learning@gmail.com



What we did, so far?

- 학습 데이터의 loss 평균을 보고 모델의 학습 여부를 판단
 - <u>Training Error</u>: 학습 데이터의 loss
- 만약 학습 데이터에 <u>편향(bias)</u>이 있다면 어떻게 될까?
- 만약 학습 데이터에 <u>noise</u>가 있다면 어떻게 될까?
 - 학습 데이터를 완벽하게 학습한다면, bias + noise까지 학습하게 될 것
 - 학습 데이터는 bias + noise가 있을 가능성이 높음
- 우리의 목표는 unseen data에 대해 좋은 prediction을 하는 것
 → Generalization
- 따라서 training error를 최소화 하는 것이 최종 목표가 아님



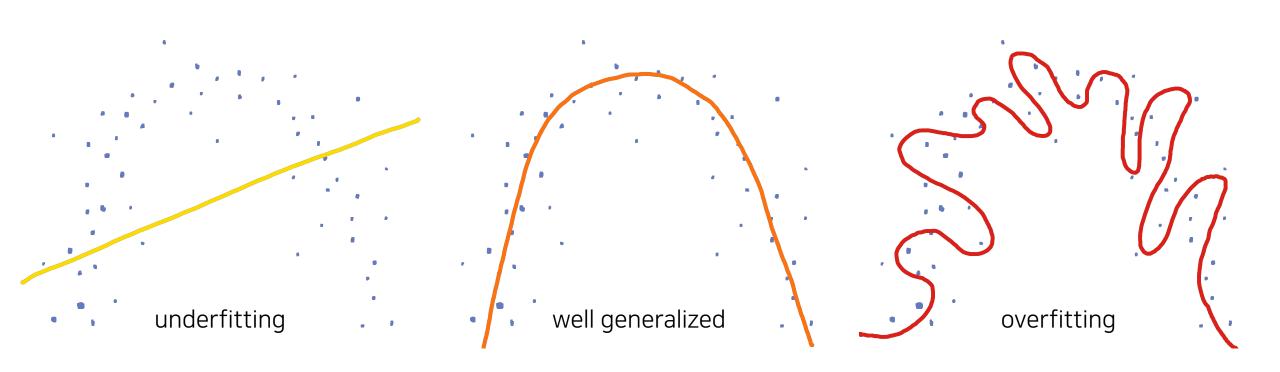
Overfitting 이란?

- Training error가 generalization error에 비해 현격히 낮아지는 현상
- 그럼 <u>Underfitting</u> 이란?
 - 모델의 capacity가 부족하여 training error가 충분히 낮지 않은 현상
- Overfitting 현상이 꼭 나쁜 것은 아님
 - 모델의 capacity가 충분한지 확인하는 한 방법 (물론 확인 후에는 overfitting을 없애야).



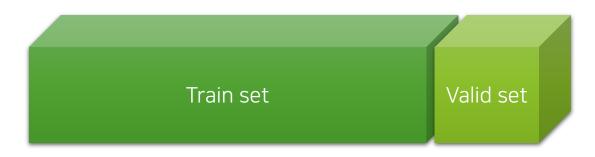
Overfitting / Underfitting

• Overfitting: 학습 데이터의 불필요한 bias, noise까지 모두 학습하는 현상



Validation Set

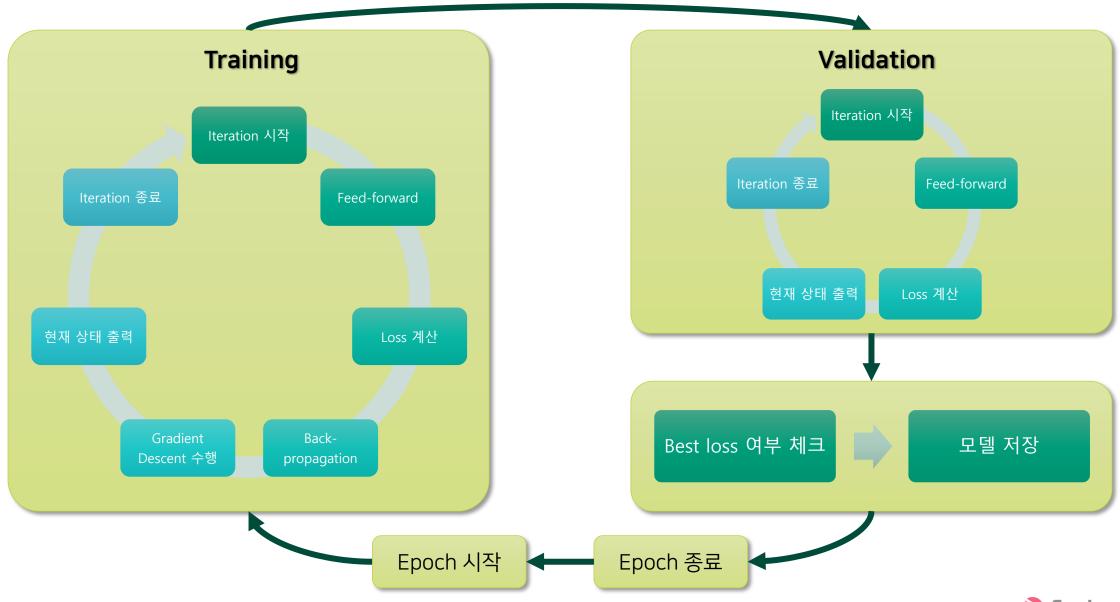
- Validation set을 활용하여 generalization error를 추측할 수 있음
 - 학습 데이터를 정해진 비율로 random split하여 train / valid set 구성
- 모델은 학습 데이터(training set)에 대해서만 학습된 상태이므로,
 - Validation set에 대해서 좋은 예측을 한다면 generalization이 잘 된 것
 - Training error는 낮지만 validation error가 높다면, generalization을 잘하고 있지 않는 것
- 따라서 우리는 <u>매 epoch가 끝나면 validation error를 측정</u>하여, 모델의 generalization을 평가(evaluation)함



Our Objective

- 실재하는 알 수 없는 함수를 데이터를 통해 근사(approximate)하자.
- Loss를 최소화 하는 파라미터를 찾자.
- Validation Loss를 최소화 하는 파라미터를 찾자.

Typical Model Training Procedure



Training Procedure

데이터 분할

- 랜덤 분할



학습(Training)

- Train set feed-forward
- loss 계산 및 SGD 수행



Training Error 계산

- Train set 평균 loss 계산



1 epoch 종료







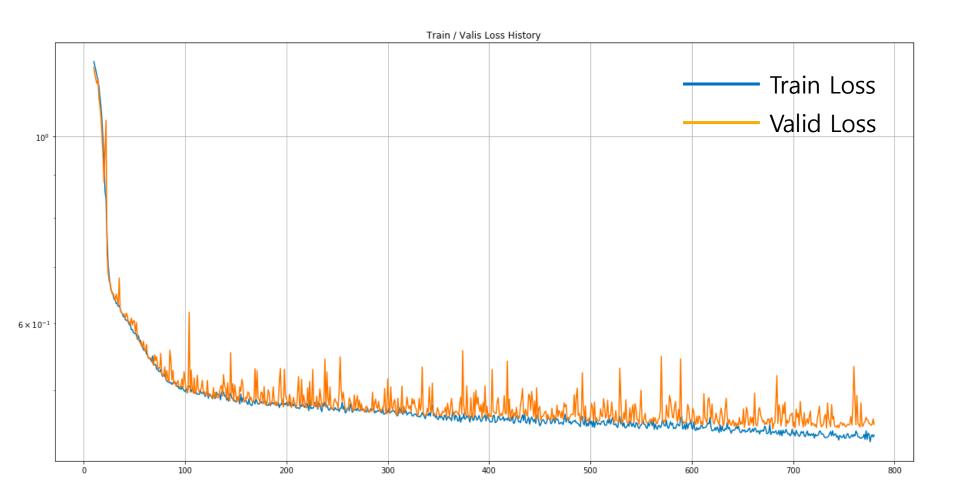
- Valid set 평균 loss 계산
- 모델 저장 (if it is best)



- 검증(Validation)
- Valid set feed-forward
- loss 계산

Overfitting을 확인하는 방법

- 또는 수 많은 epoch 중에서 <u>best model</u>을 선택하는 방법
- 가장 낮은 validation loss를 갖는 모델을 선택





Early Stopping

• Validation loss가 일정 기간(patience) 동안 개선이 없을 때, 학습 종료

• 장점: 긴 학습기간을 효율적으로 단축 가능

• 단점: 하이퍼 파라미터 추가

Test Set

- Validation error를 최소화 하기 위해 hyper-parameter를 조절
 - Validation set에 overfitting 될 가능성
 - 또한, validation loss를 보고 모델을 선택하는 것도 마찬가지.
- <u>Test Set을 따로 두어, 최종적으로 모델의 성능을 평가</u>
- 보통은 6:2:2의 비율로 train / validation / test set을 임의 분할
 - 가끔은 Test set이 고정되어 주어지기도 함

Train set Valid set Test set

In other words,

- Training set:
 - Parameter 학습을 위한 데이터
- Validation set:
 - Parameter의 generalization 검증
 - Hyper-parameter 튜닝을 위한 데이터

	Train set	Valid set	Test set
Parameter	결정	검증	검증
Hyper-parameter		결정	검증
Algorithm			결정

- Test set:
 - Parameter의 generalization 검증
 - Hyper-parameter의 generalization 검증
 - 알고리즘 비교 및 결정

Training Procedure

데이터 분할

- 6:2:2의 비율 랜덤 분할



학습(Training)

- Train set feed-forward
- loss 계산 및 SGD 수행



Training Error 계산

- Train set 평균 loss 계산



1 epoch 종료



테스트(Test)

- Test set feed-forward
- Test se<u>t 평균 loss 계산</u>



Validation Error 계산

- Valid set 평균 loss 계산
- 모델 저장 (if it is best)



검증(Validation)

- Valid set feed-forward
- loss 계산